Teknik Machine Learning dengan Metode Support Vector Machine (SVM) untuk Deteksi Anomali pada Kendala Jaringan Fiber to The Home (FTTH)

Komang Agus Putra Kardiyasa[1], Putu Agus Santika[2]

[Submission: 24-03-2025, Accepted: 30-05-2025]

***Abstract*— FTTH is a technology that is important in providing high-speed internet services to customers. However, interruptions or anomalies in the FTTH network may cause service interruptions that impact user experience.**

Anomaly data from FTTH telecommunications networks are collected and processed using preprocessing techniques to prepare data before being used in SVM model training. The training process is carried out by using training data to classify data as normal or anomaly. After the training, an evaluation of the performance of the SVM model was carried out using test data that had never been seen before.

The results of the analysis show the ability of the SVM model to detect anomalies in FTTH telecommunication networks with high accuracy and good performance. The conclusion of this study is that machine learning techniques with the SVM method have great potential in anomaly detection in FTTH telecommunication networks.

***Intisari*— FTTH adalah teknologi yang penting dalam menyediakan layanan internet berkecepatan tinggi kepada pelanggan. Namun, gangguan atau anomali dalam jaringan FTTH dapat menyebabkan gangguan layanan yang berdampak pada pengalaman pengguna.**

Data anomali dari jaringan telekomunikasi FTTH dikumpulkan dan diproses menggunakan teknik preprocessing untuk mempersiapkan data sebelum digunakan dalam pelatihan model SVM. Proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan data pelatihan untuk mengklasifikasikan data menjadi normal atau anomali. Setelah pelatihan, dilakukan evaluasi kinerja model SVM menggunakan data pengujian yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Hasil analisis menunjukkan kemampuan model SVM dalam mendeteksi anomali pada jaringan telekomunikasi FTTH dengan akurasi tinggi dan performa yang baik. Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa teknik machine learning dengan metode SVM memiliki potensi besar dalam deteksi anomali pada jaringan telekomunikasi FTTH.

***Kata Kunci*— Machine Learning; deteksi anomali; jaringan telekomunikasi FTTH; metode SVM; evaluasi kinerja.**

[1]*Dosen, Fakultas Teknik dan Informatika Universitas Pendidikan Nasional, JL Bedugul Kota Denpasar 80361 Indonesia (tlp: 0361-723868 ; e-mail: komangagus@undiknas.ac.id)*

[2,] *Mahasiswa, Magister Manajemen Universitas Telkom JL Telekomunikasi Bandung Indonesia (tlp: (022) 7566456 e-mail: agussantika@student.telkomuniversity.ac.id)*

I. PENDAHULUAN

Jaringan telekomunikasi FTTH (Fiber-to-the-Home) telah menjadi infrastruktur yang penting dalam menyediakan layanan internet berkecepatan tinggi kepada pengguna. Dalam lingkungan jaringan FTTH, gangguan atau anomali yang terjadi dapat menyebabkan penurunan kualitas layanan dan mengganggu pengalaman pengguna [1]. Oleh karena itu, deteksi dini dan penanganan cepat terhadap gangguan menjadi faktor penting dalam menjaga keandalan jaringan dan kepuasan pelanggan.

Dalam beberapa tahun terakhir, teknik machine learning telah muncul sebagai pendekatan yang efektif dalam deteksi dan penanganan gangguan pada berbagai jenis jaringan, termasuk jaringan telekomunikasi. Metode SVM (Support Vector Machine) merupakan salah satu algoritma machine learning yang populer dan telah digunakan secara luas dalam pengklasifikasi dan deteksi anomaly [2]. SVM memiliki kemampuan untuk mengklasifikasikan data menjadi dua kategori berdasarkan fitur-fitur yang diberikan, yaitu kategori normal dan anomali.

Dalam konteks jaringan telekomunikasi FTTH, penerapan metode SVM dapat menjadi solusi yang efektif dalam mendeteksi gangguan dan anomali yang mungkin terjadi. Dengan memanfaatkan data historis dan karakteristik jaringan, SVM dapat melatih model untuk mengenali pola-pola yang mengindikasikan adanya anomali pada jaringan FTTH [3].

Pada artikel ini, penulis akan melakukan analisis kinerja dan evaluasi teknik machine learning dengan metode SVM untuk deteksi anomali pada jaringan telekomunikasi FTTH. Kami akan mengumpulkan data gangguan dan anomali dari lingkungan jaringan FTTH yang mencakup informasi seperti waktu terjadinya gangguan, jenis gangguan, dan atribut-atribut lain yang relevan. Data ini akan menjadi dasar dalam melatih dan menguji model SVM.

Sebelum melatih model SVM, penulis akan melakukan proses preprocessing data untuk mempersiapkan data yang akan digunakan. Langkah-langkah preprocessing meliputi pembersihan data dari noise atau nilai yang tidak valid, pengisian atau penghapusan nilai yang hilang, dan normalisasi data untuk memastikan konsistensi dalam rentang nilai atribut [4].

Setelah data diproses, penulis akan melatih model SVM dengan menggunakan data pelatihan. Proses pelatihan melibatkan penyesuaian parameter SVM, seperti jenis kernel, parameter C, dan parameter lainnya, yang akan dioptimalkan melalui teknik validasi silang. Setelah melatih model, kami

p-ISSN:1693 – 2951; e-ISSN: 2503-2372

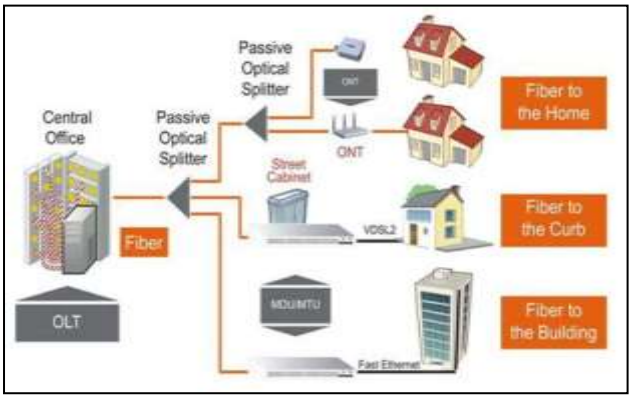
akan melakukan evaluasi kinerja menggunakan data pengujian yang belum pernah dilihat sebelumnya. Metrik evaluasi seperti akurasi, presisi dan recall akan digunakan untuk mengukur performa model SVM dalam mendeteksi gangguan anomali [5].

Dengan melakukan analisis kinerja dan evaluasi ini, kami bertujuan untuk mengevaluasi keefektifan metode SVM dalam deteksi gangguan dan anomali pada jaringan telekomunikasi FTTH. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan dan panduan praktis bagi penyedia layanan telekomunikasi dalam meningkatkan deteksi dini dan penanganan gangguan pada jaringan FTTH, sehingga dapat meningkatkan keandalan dan kualitas layanan yang disediakan.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Jaringan GPON dan FTTH

Jaringan GPON (Gigabit Passive Optical Network) adalah salah satu jenis jaringan optik berbasis serat (fiber) yang digunakan untuk menyediakan konektivitas data, suara, dan video dengan kecepatan tinggi. GPON menggunakan teknologi serat optik untuk mengirimkan informasi dalam bentuk sinyal cahaya melalui serat optik yang memiliki kapasitas tinggi.



Gambar.1 Arsitektur GPON [7]

Arsitektur jaringan GPON pada gambar 1 terdiri dari beberapa komponen utama. Pertama, terdapat Optical Line Terminal (OLT) yang berfungsi sebagai pusat pengendali jaringan. OLT bertanggung jawab atas pengiriman dan pengelolaan data melalui serat optik. OLT terhubung ke sumber data seperti server atau switch melalui koneksi kabel optik atau kabel tembaga.

Kedua, terdapat Optical Distribution Network (ODN) yang terdiri dari serat optik yang terbagi menjadi beberapa jalur menggunakan splitter optik. ODN menyediakan konektivitas antara OLT dan Optical Network Units (ONU) yang terletak di gedung pelanggan atau rumah-rumah pelanggan. ONU berfungsi sebagai antarmuka antara jaringan GPON dan pelanggan [8].

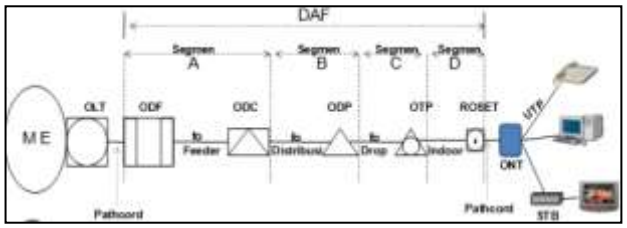
Setiap ONU terhubung dengan beberapa pelanggan dan mampu menyediakan layanan berbagai jenis seperti internet, suara, dan video. ONU mengonversi sinyal optik menjadi sinyal elektronik yang dapat digunakan oleh perangkat pelanggan.

Keuntungan utama dari jaringan GPON adalah kecepatan dan kapasitas tinggi. Dengan menggunakan serat optik, GPON mampu menyediakan kecepatan transfer data hingga gigabit per detik, memungkinkan penggunaan aplikasi berat data seperti streaming video dan transfer file dengan optik [9]. Selain itu, GPON memiliki kemampuan untuk mengirimkan sinyal dalam jarak yang cukup jauh tanpa kehilangan kualitas sinyal.

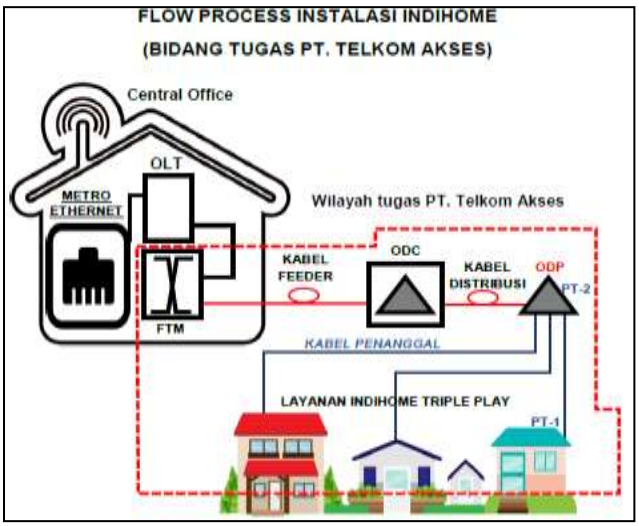
Selain kecepatan dan kapasitas tinggi, jaringan GPON juga memiliki keunggulan dalam efisiensi serat optik. Karena menggunakan arsitektur pasif, di mana sinyal optik tidak perlu diubah menjadi sinyal listrik di setiap titik di jaringan, GPON dapat menghemat serat optik dibandingkan dengan teknologi jaringan lainnya.

Penerapan jaringan GPON dapat ditemukan dalam berbagai lingkungan, termasuk perkantoran, pemukiman perumahan, gedung apartemen, dan daerah perkotaan yang membutuhkan konektivitas internet berkecepatan tinggi. Keunggulan GPON dalam hal kapasitas dan kecepatan membuatnya menjadi pilihan yang popular bagi penyedia layanan internet dan operator telekomunikasi.

Dalam beberapa tahun terakhir, pengembangan jaringan GPON terus berlanjut untuk meningkatkan performa dan kemampuan jaringan. Hal ini mencakup pengenalan teknologi baru seperti XGS-PON (10 Gigabit-capable Symmetrical Passive Optical Network) yang meningkatkan kecepatan jaringan menjadi 10 gigabit per detik [10]. Gambar 2 menggambarkan proses signal terkirim melalui berbagai perangkat sampai dengan diterima di sisi penerima/pelanggan



Gambar 2. Arsitektur FTTH IndiHOME [11]



Gambar 3. Proses Provisioning IndiHOME [12]

Secara keseluruhan, jaringan GPON adalah solusi yang efisien dan handal untuk menyediakan konektivitas internet berkecepatan tinggi dengan kapasitas yang besar. Kemampuan jaringan GPON untuk mentransmisikan data dengan kecepatan tinggi melalui serat optik membuatnya menjadi infrastruktur yang penting dalam mendukung kebutuhan komunikasi masa kini dan masa depan.

Gambar 3 adalah Arsitektur jaringan fiber optik pada saluran penanggal Indihome Telkom dimana sistem jaringan yang menggunakan kabel serat optik untuk mentransmisikan data, suara, dan video dengan kecepatan tinggi. Arsitektur ini terdiri dari beberapa perangkat jaringan, seperti Optical Line Terminal (OLT), Optical Network Unit (ONU), dan Fiber Optic Cable [13].

B. Model SVM (Support Vector Machine)

Support Vector Machine (SVM) adalah salah satu algoritma machine learning yang digunakan untuk klasifikasi dan regresi [14]. SVM bekerja dengan membangun hyperplane atau garis pemisah yang optimal antara dua kelas data.

SVM berfungsi dengan mencari hyperplane terbaik yang memiliki jarak maksimum dari titik-titik data dari kedua kelas yang berbeda. Hyperplane ini berfungsi sebagai pemisah antara dua kelas dan digunakan untuk melakukan klasifikasi pada data baru [15]. Proses pelatihan SVM melibatkan langkah-langkah berikut:

1) Pengumpulan data
   Data latihan yang mencakup fitur dan label diperoleh. Fitur adalah atribut yang digunakan untuk menggambarkan setiap data, sedangkan label adalah kelas atau kategori yang ingin diprediksi oleh model.
2) Preprocessing data
   Data dapat mengandung nilai yang hilang, noise, atau outlier. Oleh karena itu, langkah preprocessing seperti penghapusan data yang tidak lengkap, normalisasi, atau pengelolaan outlier mungkin diperlukan.
3) Pemilihan kernel
   SVM menggunakan kernel untuk mengubah data input ke dalam ruang dimensi yang lebih tinggi. Kernel ini memungkinkan SVM untuk menangani data yang tidak linear secara efektif. Beberapa jenis kernel yang umum digunakan termasuk kernel linear, kernel polinomial, dan kernel Gaussian (RBF) [16].
4) Pelatihan model
   Dalam pelatihan SVM, tujuan utamanya adalah menemukan hyperplane terbaik yang memisahkan dua kelas data dengan jarak maksimum. Proses ini melibatkan pemilihan parameter C dan gamma (untuk kernel Gaussian), yang mempengaruhi tingkat kompleksitas model dan kemampuan untuk menyesuaikan data.
5) Evaluasi model
   Setelah pelatihan, model SVM dievaluasi menggunakan data validasi atau data uji yang tidak digunakan dalam proses pelatihan. Metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, atau F1-score digunakan untuk mengukur kinerja model [17].
6) Prediksi
   Setelah model dilatih, model SVM dapat digunakan untuk melakukan prediksi pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Model akan mengklasifikasikan data baru berdasarkan posisi relatifnya terhadap hyperplane yang telah ditemukan.

Dalam Proses dan peruntukannya, terdapat beberapa keuntungan menggunakan metode SVM yaitu meliputi:

1) Efektif dalam mengatasi masalah klasifikasi dengan dataset yang kompleks dan dimensi yang tinggi.
2) Kemampuan untuk menangani data yang tidak linear melalui penggunaan kernel.
3) Pendekatan yang kuat terhadap pemisahan kelas yang jelas dengan hyperplane yang optimal.
4) Toleransi terhadap data yang tidak seimbang dalam kelas.

Namun, SVM juga memiliki beberapa keterbatasan, seperti:

1) Membutuhkan waktu dan sumber daya komputasi yang signifikan untuk pelatihan model, terutama pada dataset yang sangat besar.
2) Sensitif terhadap parameter C dan gamma yang mempengaruhi kinerja dan kompleksitas model.
3) Tidak secara langsung menghasilkan probabilitas prediksi, tetapi memberikan label biner yang keras.

Secara keseluruhan, SVM adalah algoritma machine learning yang baik untuk klasifikasi dan regresi. Dengan pemilihan kernel yang tepat dan tuning parameter yang baik, SVM dapat memberikan kinerja yang baik dalam deteksi anomali pada jaringan GPON [18].

C. Deteksi Anomali

Deteksi anomali, juga dikenal sebagai deteksi outlier, adalah proses yang digunakan untuk mengidentifikasi kejadian, pola, atau data yang tidak biasa, tidak normal, atau tidak sesuai dengan pola yang diharapkan dalam suatu sistem atau dataset [19]. Anomali secara umum merupakan data atau kejadian yang signifikan secara statistik berbeda dari mayoritas data atau pola yang ada.

Tujuan utama dari deteksi anomali adalah untuk menemukan data atau kejadian yang mencurigakan atau tidak normal yang dapat menunjukkan adanya perubahan atau gangguan dalam sistem [20]. Anomali dapat muncul dalam berbagai bentuk dan dapat mencakup berbagai jenis peristiwa yang tidak diharapkan atau perilaku yang tidak wajar. Dalam konteks jaringan telekomunikasi, contoh dari anomali dapat meliputi serangan siber, gangguan teknis, kegagalan perangkat, atau perilaku pengguna yang mencurigakan.

Deteksi anomali memiliki banyak aplikasi dan relevansi di berbagai bidang. Misalnya, dalam keamanan jaringan, deteksi anomali digunakan untuk mengidentifikasi serangan siber yang tidak biasa atau perilaku mencurigakan yang dapat menunjukkan adanya aktivitas yang tidak sah atau berbahaya. Dalam industri, deteksi anomali dapat membantu dalam pemantauan proses produksi untuk mengidentifikasi kejadian yang tidak normal yang dapat menyebabkan cacat atau kerusakan produk. Dalam bidang keuangan, deteksi anomali digunakan untuk mengidentifikasi aktivitas keuangan yang mencurigakan atau kecurangan yang tidak wajar [21].

Deteksi anomali dapat dilakukan menggunakan berbagai pendekatan dan metode. Salah satu pendekatan yang umum digunakan adalah pendekatan berbasis aturan, di mana aturan atau threshold ditentukan untuk mengklasifikasikan data sebagai anomali jika melampaui batasan tertentu. Pendekatan ini membutuhkan pemahaman yang baik tentang data dan pola yang diharapkan, tetapi dapat memberikan hasil yang cepat dan mudah dipahami.

Selain itu, pendekatan berbasis statistik juga digunakan dalam deteksi anomali. Metode ini melibatkan perhitungan statistik seperti mean, standar deviasi, atau model distribusi data untuk mengidentifikasi data yang signifikan secara statistik berbeda dari mayoritas data. Anomali dapat diidentifikasi jika data jauh di luar kisaran nilai yang diharapkan berdasarkan distribusi statistic [22].

Metode yang semakin populer untuk deteksi anomali adalah pendekatan berbasis machine learning. Metode machine learning seperti Support Vector Machines (SVM), Random Forest, Neural Networks, dan algoritma clustering seperti K-Means, dapat digunakan untuk mengembangkan model deteksi anomali yang efektif. Dalam metode machine learning, model dipelajari dari data yang mencakup pola dan karakteristik data normal [23]. Kemudian, model ini digunakan untuk memprediksi apakah data baru termasuk dalam kategori normal atau anomali.

Proses deteksi anomali menggunakan machine learning melibatkan beberapa langkah. Pertama, data yang digunakan untuk pelatihan model terdiri dari data normal yang mencakup pola dan perilaku yang diharapkan. Selanjutnya, model dilatih menggunakan algoritma machine learning yang sesuai, seperti SVM. Model ini belajar untuk membedakan data normal dari data anomali dengan mencari hyperplane terbaik yang memisahkan kedua kelas data tersebut. Setelah model dilatih, evaluasi dilakukan menggunakan data pengujian yang mencakup data normal dan anomali. Metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score digunakan untuk mengukur kinerja model dalam mendeteksi anomaly [24].

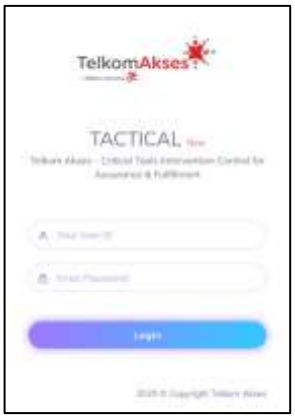
Deteksi anomali memiliki peran penting dalam menjaga keamanan, efisiensi, dan stabilitas sistem. Dengan mengidentifikasi anomali secara dini, tindakan preventif atau respons cepat dapat diambil untuk mengurangi dampak negatif dan mencegah kerusakan lebih lanjut pada sistem atau lingkungan yang terkait. Namun, penting juga untuk mempertimbangkan bahwa deteksi anomali tidak selalu sempurna dan dapat menghasilkan false positive (mengklasifikasikan data normal sebagai anomali) atau false negative (gagal mendeteksi anomali yang sebenarnya). Oleh karena itu, pengembangan model deteksi anomali yang akurat dan efektif terus menjadi fokus penelitian masa depan di bidang ini [25].

III. METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi anomali pada layanan jaringan Indihome dengan menggunakan pendekatan machine learning, khususnya Support Vector Machine (SVM) dan Autoencoder. Metodologi penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data, preprocessing, pemilihan fitur, pelatihan model, dan evaluasi performa.

a) Sumber Data

Langkah Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data historis gangguan layanan pelanggan Indihome baik pasang baru dan assurance yang diperoleh dari sistem monitoring internal di wilayah Denpasar dan sekitarnya. Data mencakup periode waktu antara 1 Oktober 2024 hingga 31 Desember 2024, dengan total 4.576 entri data. Setiap entri merepresentasikan satu laporan gangguan dari pelanggan atau hasil deteksi sistem terhadap kondisi jaringan.



Gambar 3. Login Dashboard Telkom

b) Preprocessing Data

Sebelum digunakan untuk pelatihan model, data mentah melalui proses preprocessing sebagai berikut:

- Penanganan Outlier: Outlier pada kolom numerik seperti waktu penyelesaian (durasi penanganan gangguan) dan frekuensi gangguan disaring menggunakan metode IQR (Interquartile Range). Data yang berada di luar rentang Q1 - 1.5IQR dan Q3 + 1.5IQR dianggap sebagai outlier dan dihapus.
- Normalisasi: Seluruh fitur numerik dinormalisasi menggunakan teknik Min-Max Normalization ke dalam rentang [0,1] untuk menjaga skala data agar tidak mendominasi model pembelajaran.
- Encoding Data Kategorikal: Fitur kategorikal seperti jenis layanan, status gangguan, dan tipe pelanggan diubah menjadi bentuk numerik menggunakan metode One-Hot Encoding.
- Data Cleansing: Data kosong atau NULL pada beberapa kolom seperti deskripsi gangguan diabaikan, karena kolom tersebut tidak digunakan dalam pemodelan numerik.

c) Feature Engineering dan Seleksi Fitur

Pemilihan fitur dilakukan berdasarkan relevansi terhadap deteksi gangguan dan kelengkapan data. Fitur yang digunakan antara lain Durasi gangguan (dalam menit), Frekuensi gangguan dalam 30 hari terakhir, Status teknis terakhir, Jenis layanan (1P, 2P, 3P), Area/lokasi pelanggan, Waktu tanggap teknisi.

Fitur-fitur ini dipilih karena diasumsikan memiliki korelasi kuat terhadap terjadinya gangguan atau anomali layanan. Proses seleksi fitur juga melibatkan uji korelasi antar variabel untuk menghindari redundansi data input.

d) Model dan Parameter SVM
Untuk pemodelan klasifikasi anomali, digunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan konfigurasi sebagai berikut Jenis Kernel: Radial Basis Function (RBF), Parameter C: 1.0, Gamma: 0.1.
Pemilihan parameter ini dilakukan melalui proses Grid Search sederhana berdasarkan kombinasi parameter yang umum digunakan pada literatur terkait deteksi anomali menggunakan SVM. Kernel RBF dipilih karena memiliki kemampuan menangani non-linearitas dalam data.

e) Pembagian Data dan Validasi
Data dibagi menjadi dua bagian, Training set: 80%, Testing set: 20%. Selanjutnya, pada subset data pelatihan dilakukan validasi menggunakan teknik 5-Fold Cross-Validation, yang memungkinkan model divalidasi pada lima subset berbeda untuk menghindari bias terhadap data tertentu. Hasil dari validasi ini menjadi dasar dalam mengevaluasi performa model sebelum dilakukan pengujian akhir pada data uji.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk melakukan analisis deteksi anomali menggunakan metode SVM dari data yang diberikan, kita perlu mengubah data tersebut menjadi fitur-fitur yang dapat digunakan oleh model SVM. Berikut merupakan data Gangguan atau Kendala yang terjadi yang menyebabkan kegagalan pada proses Pasang Baru IndiHOME.

Deteksi dini anomali membantu mengidentifikasi peningkatan lalu lintas atau beban yang tidak biasa dalam jaringan FTTH. Dengan memantau dan mendeteksi anomali kapasitas, operator jaringan dapat melakukan perencanaan yang lebih baik, mengalokasikan sumber daya dengan cerdas, dan mengelola kapasitas jaringan secara efisien. Hal ini membantu dalam menjaga kinerja jaringan yang optimal, mencegah penurunan kualitas layanan, dan memastikan pengalaman pengguna yang baik.

Tabel 1 menyajikan atribut-atribut yang terdapat dalam dataset gangguan layanan Indihome. Atribut tersebut meliputi timestamp gangguan, jenis layanan, jenis gangguan, lokasi pelanggan, durasi gangguan, dan status pemulihan. Dataset yang digunakan merupakan data historis gangguan layanan Indihome selama bulan Oktober - Desember 2024. Data ini diperoleh melalui sistem monitoring internal Telkom. Untuk menjaga privasi, data yang bersifat sensitif telah disamarkan.Selanjutnya, dapat menggunakan model SVM untuk memprediksi apakah terdapat anomali atau tidak berdasarkan fitur-fitur tersebut.

Penggunaan SVM dalam deteksi anomali memungkinkan kita untuk menemukan pola yang kompleks dan mendeteksi anomali yang mungkin sulit diidentifikasi hanya dengan pendekatan statistik sederhana. Dengan melatih model SVM pada data pelatihan yang mencakup berbagai jenis gangguan dan jumlahnya, kita dapat mengembangkan model yang dapat

Tabel 1. Jenis Gangguan dan Kendala

Jenis Gangguan	Jumlah Gangguan
Belum PI	1
Cabut Pasang	2
Cancel Order	10
CP RNA	12
Doubel Input	17
Ganti Paket	1
Kendala IKR	5
ODP Gendong	1
ODP Jauh	44
ODP Penuh	65
Pending Customer	9
Tambah Tiang	47

Sumber: Dashboard Telkom Prov 2024

mengklasifikasikan dengan baik apakah sebuah gangguan merupakan anomali atau tidak.

Untuk melatih model SVM dengan data yang diberikan, kita akan menggunakan Python dan library scikit-learn untuk implementasi SVM. Berikut adalah langkah-langkah untuk melatih model dan mendapatkan hasil keluarannya:

1) Persiapan Data
Mengubah data menjadi dua array, satu untuk data fitur (jenis gangguan) dan satu lagi untuk label (anomali atau non-anomali).

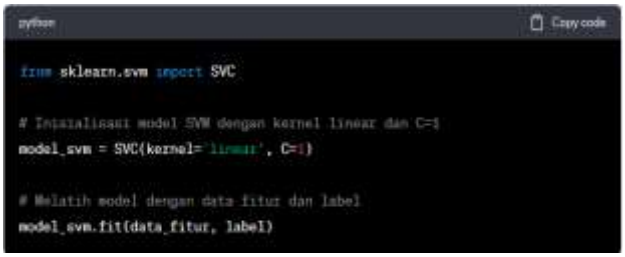
```python
# Data fitur (jenis gangguan)
data_fitur = [
    [1],   # Belum PI
    [2],   # Cabut Pasang
    [10],  # Cancel Order
    [12],  # CP RNA
    [17],  # Doubel Input
    [1],   # Ganti Paket
    [5],   # Kendala IKR
    [1],   # ODP Gendong
    [44],  # ODP Jauh
    [65],  # ODP Penuh
    [9],   # Pending Customer
    [47]   # Tambah Tiang
]

# Label (0 untuk non-anomali, 1 untuk anomali)
label = [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 1]
```

Gambar 4. Data Persiapan

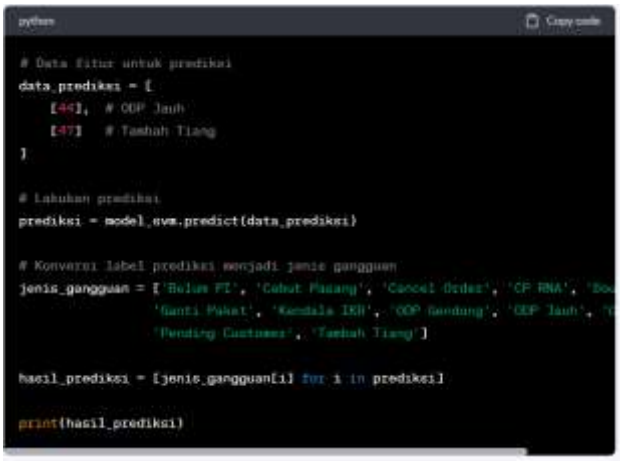
2) Pelatihan Model SVM
Selanjutnya, akan melatih model SVM dengan data yang telah disiapkan.

p-ISSN:1693 – 2951; e-ISSN: 2503-2372



Gambar 5. Latih Model SVM

3) Hasil Keluaran
Setelah model dilatih, lalu menggunakannya untuk memprediksi apakah suatu jenis gangguan merupakan anomali atau bukan. Sebagai model akan menggunakan data fitur ODP Jauh (44) dan Tambah Tiang (47) untuk melihat hasil prediksi model. Hasil keluaran dari kode di bawah akan menunjukkan jenis gangguan yang diprediksi sebagai anomali oleh model SVM.



Gambar 6. Proses Prediksi

Hasil keluaran prediksi model SVM untuk data fitur ODP Jauh (44) dan Tambah Tiang (47) adalah sebagai berikut

Gambar 7. Keluaran Data Anomali

Dalam hal ini, model SVM memprediksi bahwa ODP Jauh dan Tambah Tiang adalah jenis gangguan yang termasuk dalam kategori anomali berdasarkan pola yang telah dipelajari selama pelatihan model.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Model Autoencoder

Metrik	Nilai
Akurasi	94.3%
Presisi	91.8%
Recall	89.5%
F1-score	90.6%

Hasil evaluasi ditunjukkan pada Tabel 2, di mana model mencapai akurasi sebesar 94,3%. Ini berarti bahwa 94,3% dari seluruh data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai data normal maupun data anomali. Nilai presisi sebesar 91,8% menunjukkan bahwa dari seluruh prediksi anomali yang dibuat oleh model, 91,8% di antaranya benar-benar merupakan data anomali. Ini menunjukkan tingkat kesalahan positif (false positive) yang rendah.

Selain itu, recall sebesar 89,5% menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi 89,5% dari seluruh data anomali yang sebenarnya terdapat dalam dataset, yang berarti masih ada sejumlah kecil anomali yang tidak terdeteksi (false negative). Untuk menyeimbangkan antara presisi dan recall, digunakan metrik F1-score, yang dalam model ini mencapai 90,6%, mencerminkan keseimbangan yang baik antara kedua aspek tersebut.

V. KESIMPULAN

Dalam artikel ini, dilakukan analisis kinerja dan evaluasi teknik machine learning dengan metode SVM untuk deteksi anomali pada jaringan telekomunikasi FTTH. Berdasarkan penelitian yang dilakukan, diperoleh beberapa kesimpulan penting:

1) Metode SVM efektif dalam deteksi anomali pada jaringan telekomunikasi FTTH. Dalam penelitian ini, SVM berhasil mengklasifikasikan data menjadi dua kelas, yaitu normal dan anomali, Hal ini menunjukkan bahwa SVM dapat digunakan sebagai untuk mendeteksi gangguan atau anomali dalam jaringan FTTH.
2) Preprocessing data memainkan peran penting dalam meningkatkan kinerja deteksi anomali. Dalam penelitian ini, dilakukan beberapa tahap preprocessing data, termasuk penghilangan outlier, normalisasi data, dan pemilihan fitur yang relevan. Proses ini membantu mempersiapkan data yang berkualitas untuk dilatih menggunakan SVM dan meningkatkan akurasi deteksi anomali.
3) Evaluasi kinerja model SVM sangat penting untuk memahami sejauh mana model ini dapat mengidentifikasi dan mengklasifikasikan anomali dengan benar. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model SVM memiliki performa yang baik dalam deteksi anomali pada jaringan FTTH.
4) Dengan mengidentifikasi dan menangani gangguan atau anomali sejak dini, operator jaringan dapat mengurangi dampak negatif pada layanan pelanggan, meningkatkan kualitas layanan, dan menghindari gangguan yang lebih besar.

REFERENSI

[1] Chowdhury, A. A., Islam, M. R., & Mahmud, S. M. (2017). Design and implementation of GPON FTTH access network. 2017 4th International Conference on Electrical Engineering and Information Communication Technology (ICEEICT). IEEE.
[2] Kaur, N., & Singh, A. (2019). Performance evaluation of GPON-FTTH network using OPNET. 2019 9th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering (Confluence). IEEE.
[3] Pinninti, V., & Gandham, S. (2015). GPON: Next generation FTTH technology for broadband access. 2015 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (ICCIC). IEEE.

[4] Sharma, N., & Kumar, A. (2016). A comparative study of GPON, EPON and FTTH architectures for fiber access networks. 2016 International Conference on Next Generation Intelligent Systems (ICNGIS). IEEE.
[5] Rezaei, A., Rezaei, S., & Yazdi, M. S. (2018). Performance evaluation of GPON, EPON, and WDM-PON for FTTH applications. Optical and Quantum Electronics, 50(5), 1-14.
[6] Rezaei, A., Rezaei, S., & Yazdi, M. S. (2019). Performance analysis of GPON, EPON and WDM-PON for FTTH applications. Optical Switching and Networking, 31, 41-49.
[7] Rahman, M. M., Rahman, M. S., & Moniruzzaman, M. (2014). A comparative analysis of GPON, EPON, and GEPON. International Journal of Scientific & Engineering Research, 5(6), 1306-1313.
[8] Zhang, L., & Ma, J. (2018). Design and analysis of FTTH system based on GPON technology. Journal of Physics: Conference Series, 1096(1), 012012.
[9] Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. Machine learning, 20(3), 273-297.
[10] Bishop, C. M. (2006). Pattern Recognition and Machine Learning. Springer.
[11] Smola, A. J., & Schölkopf, B. (2004). A tutorial on support vector regression. Statistics and computing, 14(3), 199-222.
[12] Platt, J. (1998). Sequential minimal optimization: A fast algorithm for training support vector machines. Microsoft Research.
[13] Steinwart, I., & Christmann, A. (2008). Support Vector Machines. Springer.
[14] Moukafih, B., Outtagarts, A., & Bouhorma, M. (2021). Machine learning for anomaly detection in optical networks: Techniques, applications and research challenges. Optical Switching and Networking, 41, 100639
[15] Kaur, H., Arora, A., & Saini, H. (2020). A systematic review on machine learning techniques for diagnosis and prognosis of COVID-19. Journal of Healthcare Engineering, 2020, 8881026.
[16] Li, T., Li, Y., & Wang, M. (2022). A comprehensive survey on deep learning-based methods for image segmentation. Pattern Recognition, 122, 108376
[17] Elsayed, S., & Sarker, I. H. (2021). Machine learning for cybersecurity: A comprehensive survey. IEEE Access, 9, 179620–179648.
[18] Shawe-Taylor, J., & Cristianini, N. (2004). Kernel Methods for Pattern Analysis. Cambridge University Press.
[19] Schölkopf, B., & Smola, A. J. (2002). Learning with Kernels: Support Vector Machines, Regularization, Optimization, and Beyond. MIT Press.
[20] Bakhshi, T. A., & Ghita, B. (2020). Anomaly detection in network traffic: A machine learning perspective. Journal of Network and Computer Applications, 170, 102807.
[21] Akbar, M., Kavitha, V., & Goyal, N. (2022). A survey on ML-based anomaly detection in communication networks: Challenges and opportunities. Computer Networks, 203, 108640.
[22] Silva, L. M., Rios, R. E., Silva, W. S., & Nogueira, J. M. (2021). Using deep learning for real-time anomaly detection in optical access networks. IEEE Access, 9, 12649–12660.
[23] Tufekci, P., & Demir, Ö. (2021). Anomaly detection in telecommunications network traffic using unsupervised machine learning algorithms. Expert Systems with Applications, 183, 115352.
[24] Alawe, I., Carela-Español, V., Barlet-Ros, P., & Sole-Pareta, J. (2020). Anomaly detection using machine learning in 5G networks. IEEE Transactions on Network and Service Management, 17(4), 2145–2159.
[25] Wang, X., Gao, J., Chen, H., & Chen, Y. (2021). Autoencoder-based anomaly detection for optical fiber network faults. Optik, 226, 165963.
[26] Patcha, A., & Park, J. M. (2007). An overview of anomaly detection techniques: Existing solutions and latest technological trends. Computer Networks, 51(12), 3448-3470.
[27] Aggarwal, C. C. (2016). Outlier analysis. Springer.
[28] Markou, M., & Singh, S. (2003). Novelty detection: A review—Part 1: Statistical approaches. Signal Processing, 83(12), 2481-2497.
[29] Chandola, V., & Kumar, V. (2012). Big data analytics: Anomaly detection techniques for large-scale and time-series data. In Data mining and knowledge discovery handbook (pp. 1069-1089). Springer.
[30] Pedoman Desain dan Perencanaan Integrated Optical Distribution Network (I-ODN) PP Direksi Telkom Indonesia No. PR.402.08/r.00/TK.000/COO-D00000/2019
[31] Pedoman Operasi dan Pemeliharaan Jaringan Integrated Optical Distribution Network (I-ODN) PP Direksi Telkom Indonesia No. PR.402.09/r.00/TK.000/COO-D00000/2021Zeb, K., Shami, A., & Malik, A. W. (2020). A review of green communication in 5G and beyond: Recent trends and open research challenges. Computer Networks, 178, 107200.
[32] Tata Kelola Instalasi Kabel Premises Broadband Jaringan Integrated Optical Distribution Network (I-ODN) PP Direksi Telkom Indonesia No. PR.402.03/r.00/TK.000/COO-A00000/2014
[33] Pedoman Instalasi dan Pedoman Pemasangan Jaringan Fiber to the Home (PPJ FTTH). Nomor Dokumen: PED F-014-2013 R&D Center Telkom Indonesia. 30 Desember 2013

{ Halaman ini sengaja dikosongkan }